УДК 621.311:519.8

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И ЕЕ СРАВНЕНИЕ С ДРУГИМИ МЕТОДАМИ

В.З. Манусов, Е.В. Бирюков

Новосибирский государственный технический университет
E-mail: biruikov_e@rambler.ru

Показано сравнение как ранее предложенных, так и вновь разрабатываемых методов краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки: регрессионного анализа, нейронных сетей, нечетких нейронных сетей. Сравнение подходов основывается на решении задачи суточного прогнозирования величины электрической нагрузки. Основной целью сопоставительного анализа методов прогнозирования является выявление наиболее оптимального подхода к прогнозированию электрической нагрузки с точки зрения точности и работоспособности при неполной входной информации.

Введение

Прогнозирование электрической нагрузки обеспечивает основную исходную информацию для принятия решений при управлении электроэнергетическими системами в процессе планирования их нормальных электрических режимов. На основе прогнозирования нагрузок рассчитываются исходные и оптимальные режимы электроэнергетических системам, оценивается их надежность, экономичность, качество электроэнергии и т. п.

Большинство алгоритмов прогнозирования электрической нагрузки, разработанных в электроэнергетике, представляют собой комбинацию различных статистических процедур. Существуют методы прогнозирования, в которых производится выделение так называемой базовой составляющей в изменениях нагрузки. Кроме этого есть методы, в которых изменения нагрузки рассматриваются как случайный процесс. Однако точное моделирование является затруднительным из-за нелинейных и сложных отношений между нагрузкой и факторами, от которых она зависит. Помимо этого нужно заметить, что существующие методы прогнозирования электрической нагрузки не могут работать с «зашумленными» или неполными данными, в то время как в реальной жизни зачастую приходится иметь дело именно с такой информацией. Поэтому необходимы новые подходы, методы для прогнозирования электрической нагрузки, которые бы могли учитывать данные различного рода, умели работать с неточными, неполными входными данными. Одним из таких новых, развивающихся подходов является метод, основанный на нечеткой логике и нейронных сетях, получивший название нечеткие нейронные сети. Такой метод может использовать заранее известную информацию, обучаться, приобретать новые знания, прогнозировать, выполнять классификацию образов и кроме этого нечеткие нейронные сети являются достаточно наглядными для пользователя. В свою очередь, так же как и при классификации образов, предсказание электрической нагрузки базируется на учете свойств прогнозируемого процесса.

1. Общая характеристика состояния проблемы прогнозирования и пути ее решения

Для того чтобы управлять какой-либо системой или объектом, необходимо предвидеть. При управлении электроэнергетическими системами одним из инструментов предвидения для принятия управленческих решений является прогнозирование электрической нагрузки. Прогнозирование нагрузки играет важную роль в управлении мощными энергосистемами.

До настоящего времени разработано большое количество методов и моделей прогнозирования электрической нагрузки энергосистем. Анализ разработанных методов прогнозирования показал, что практическое применение их связано с определенными трудностями. Одни методы приводят к значительным погрешностям в оценке прогнозируемых величин, другие из-за сложности математического аппарата не получили широкого применения для решения практических задач электроэнергетики. Поэтому проблема разработки методики прогнозирования нагрузки весьма актуальна.

Среди ранее разработанных методов прогнозирования можно выделить следующие подходы:

Авторегрессия. Может быть применена следующая форма авторегрессионной модели

$$L(t,d)=\sum_{k=1}^{4}\alpha_k L_k(t,d),$$

где α_k – линейные веса, обеспечивающие оптимальную комбинацию четырех отдельных прогнозов; $L_1(t,d)$ – прогноз $L(t,d)$ на основе авторегрессионной модели первого порядка с задержкой 1 ч; $L_2(t,d)$, $L_3(t,d)$, $L_4(t,d)$ – то же с задержкой одни сутки, неделя и год соответственно.

Среднеквадратичные ошибки суточного прогнозирования электрической нагрузки на основе данного подхода, по данным [1], не превышают 4 %.

Обобщенное экспоненциальное сглаживание. Обобщенный метод экспоненциального сглаживания может быть применен для прогнозирования суммарных часовых нагрузок:

$$L(t) = a^T f(t) + \varepsilon(t).$$

где a^T – это транспонированный вектор экспоненциально сглаженных весов; $f(t)$ – вектор сглаживающих функций.

Сглаживающие функции представляют собой разложения в ряд Фурье на периоде одной недели [2].

Однако помимо выше упомянутых методов прогнозирования нагрузки, в настоящее время применяется новый подход, основанный на нечеткой логике и нейронных сетях, который вобрал в себя свойства присущие этим направлениям.

2. Основные положения искусственных нейронных сетей и нечетких нейронных сетей

Искусственные нейронные сети – это устройства, основанные на параллельной обработки информации всеми звеньями. Они обладают способностью к обучению и обобщению накопленных знаний. Нейронным сетям присущи черты искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном множестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, не использовавшихся в процессе обучения. К выполняемым нейронными сетями функциям относятся аппроксимация, классификация, прогнозирование, оценивание [3]. Предпочтение их традиционным моделям обусловлено тем, что при этом не требуется построения модели объекта, не теряется работоспособность при неполной входной информации. Однако нейронные сети все же обладают недостатками. Известно, что нейронные сети автоматически могут приобретать, накапливать знания. Но сам процесс их обучения происходит достаточно медленно, а последующий анализ уже обученной нейронной сети является сложным. Многие из этих недостатков могут быть разрешены с помощью систем с нечеткой логикой.

Нечеткое множество – это такое множество, которое содержит совокупность элементов произвольной природы. Причем относительно этих элементов нельзя с полной определенностью сказать – принадлежит или не принадлежит тот или иной элемент рассматриваемой совокупности данному множеству. Именно нечеткое управление оказывается наиболее полезным, в том случае если технологические процессы являются слишком сложными для анализа с помощью общепринятых количественных методов или когда исходная информация интерпретируется неточно, неопределенно. Нечеткая логика, на которой основано нечеткое управление, ближе по духу к человеческому мышлению и естественным языкам. Следует отметить, что системы, в которых применяется нечеткая логика, позволяют решать задачи принятия решений, распознавания образов, классификации данных и многие другие [4]. Однако они не могут автоматически обучаться и приобретать новые знания. Для пользователя такие системы являются удобными еще и тем, что они позволяют ему видеть структуру системы нечеткого вывода и производить в ней необходимые изменения.

Резюмируя выше сказанное можно заметить, что искусственные нейронные сети и системы с нечеткой логикой эквивалентны друг другу. Это соображение легло в основу аппарата нечетких нейронных сетей. Основная идея нечетких нейронных сетей заключается в том, что используется существующая выборка данных для определения параметров функций принадлежности, которые лучше всего соответствуют некоторой системе логического вывода, то есть выводы делаются на основе аппарата нечеткой логики. А для нахождения параметров функций принадлежности используются алгоритмы обучения нейронных сетей. Такие системы могут использовать заранее известную информацию, обучаться, приобретать новые знания, прогнозировать временные ряды, и кроме этого они являются вполне наглядными для пользователя [5]. Процесс прогнозирования нагрузки может состоять из следующих этапов: подбор архитектуры нечеткой нейронной сети; выбор обучающих и тестовых данных; тренинг сети; тестирование сети на контрольном множестве данных; использование сети в качестве средства прогнозирования; возможное дообучение.

3. Сравнительный анализ методов прогнозирования электрической нагрузки энергосистем

Случайный, вероятностный характер изменений нагрузки энергосистемы является одной из существенных особенностей процесса. Вследствие наличия случайной составляющей, естественного роста нагрузки и влияния различных факторов, строгой периодичности в графиках нагрузки нет. Ранее предложенные многочисленные методы прогнозирования электрической нагрузки на практике сталкиваются с определенными трудностями. Вследствие чего появляются новые методы для прогнозирования нагрузки: нейронные сети и нечеткие нейронные сети. Эти новые подходы заслуживают определенного внимания. Причем с практической точки зрения важными являются вопросы точности прогнозирования предлагаемых методов. В связи с этим в настоящей работе выполняется сравнение и поиск наиболее точной модели прогнозирования среди ранее предложенных и новых моделей. Производится сравнение следующих методов прогнозирования нагрузки: регрессионные модели; нейронные сети; нечеткие нейронные сети.

Сравнение данных подходов основывается на решении задачи суточного прогнозирования величины электрической нагрузки. Основными критериями сравнения этих методов являются наименьшая ошибка прогнозирования (точность), работоспособность при неполной входной информации, устойчивость к помехам (другими словами устойчивость к искаженной, неточной информации). В качестве исходных данных используется архив ежедневных параметров вырабатываемой электроэнергии, перетоков активной мощности и темпера-

туры окружающей среды по энергообъединению в целом за зимний период. Следует заметить, что входные параметры задавались интервально, то есть для каждого из них указывались минимальные и максимальные значения. Прогнозирование электрической нагрузки выполнялось отдельно для рабочих дней и отдельно для выходных дней.

Регрессионная модель для прогнозирования электрической нагрузки в рабочие дни может быть записана следующим образом

$$Y = 721,2451 + 0,3609X_1 + 0,3125X_2 -$$
$$-4,6847X_3 + 0,1928X_4 + 2,3710X_5 - 1,7592X, \quad (1)$$

где X_1 и X_2 – минимальное и максимальное значения вырабатываемой электроэнергии; X_3 и X_4 – минимальное и максимальное значения температуры окружающей среды; X_5 и X_6 – минимальное и максимальное значения перетоков активной мощности.

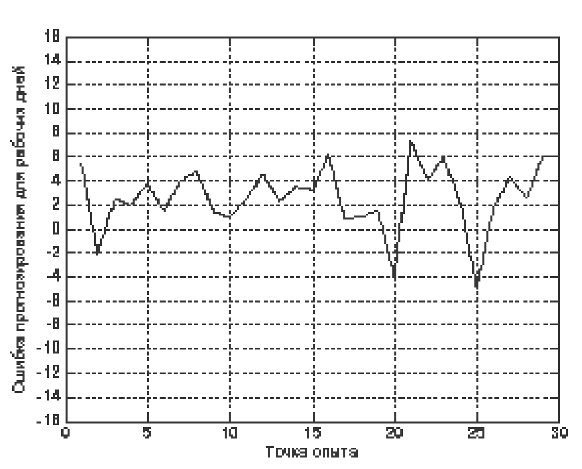
Далее эта модель была протестирована на дополнительной выборке данных. По результатам тестирования найдены ошибки прогнозирования данной моделью, которые графически представлены на рис. 1. Здесь по оси абсцисс откладывается точка опыта, то есть номер выборки из общей совокупности тестовых данных для рабочих дней. По оси ординат откладываются значения ошибок для каждого номера выборки. Средняя ошибка прогнозирования этой модели составляет 3,5 %.

Подобно модели для рабочих дней построена регрессионная модель для прогнозирования электрической нагрузки в выходные дни

$$Y = 94,707 + 0,7462X_1 + 0,2194X_2 -$$
$$-3,0953X_3 + 2,4862X_4 + 0,7044X_5 + 0,2270X_6. \quad (2)$$

В дальнейшем эта модель тестировалась на дополнительной выборке, характерной для выходных дней. По результатам тестирования рассчитаны ошибки прогнозирования электрической нагрузки созданной регрессионной модели, рис. 1. Средняя ошибка прогнозирования электрической нагрузки регрессионной моделью для выходных дней составляет 3 %.

Роль нейронной сети при решении задач прогнозирования состоит в предсказании будущей реакции системы по ее предшествующему поведению. Обладая исходной информацией о значениях переменной *x* в моменты времени, предшествующие прогнозированию, нейронная сеть вырабатывает решение, каким будет наиболее вероятное значение прогнозируемого параметра в момент времени *t*. Причем процесс прогнозирования, то есть функционирования нейронной сети, происходит достаточно быстро. Решение задачи прогнозирования электрической нагрузки на основе нейронных сетей реализуются с помощью пакета расширения Neural Networks Toolbox (Нейронные сети) системы MATLAB. При разработке нейронных сетей для прогнозирования нагрузки применялись различные функции создания нейронных сетей: функция создания разновидности многослойной нейронной сети с обратным распространением ошибки; функция создания сети Элмана; функция создания «классической» многослойной нейронной сети с обучением по методу обратного распространения ошибки [6]. Одновременно с этим рассматривались различные функции активации: полулинейная с насыщением; логистическая; сигмоидальная (гиперболический тангенс). На основе минимума ошибки обучения, времени обучения и минимальной ошибки прогнозирования была выбрана наилучшая нейронная сеть, которая создана с помощью функции создания разновидности многослойной нейронной сети с обратным распространением ошибки и логистической функции активации. Предложенная нейронная сеть является оптимальной для прогнозирования электрической нагрузки как в рабочие, так и в выходные дни.



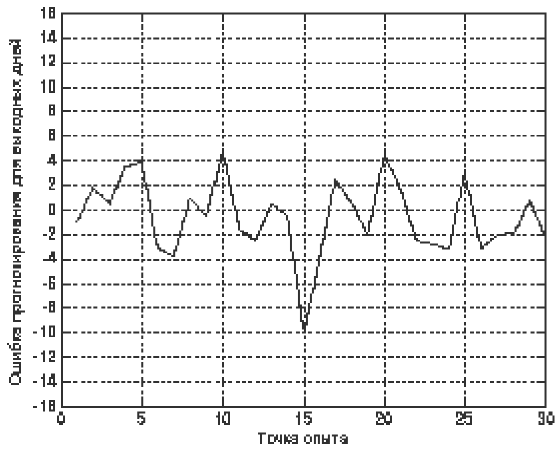


Рис. 1. *Ошибка прогнозирования регрессионной модели для рабочих (вверху) и выходных (внизу) дней*

Нейронная сеть для прогнозирования электрической нагрузки в рабочие дни создана на основе исходных данных, характерных для этого типа дней. Далее сеть тестировалась на дополнительной выборке данных. На основе сравнения фактических значений и значений на выходе нейронной сети, рассчитаны ошибки прогнозирования нагрузки нейронной сети для рабочих дней, представленные на рис. 2. Средняя ошибка прогнозирования электрической нагрузки данной нейронной сетью составляет 2,9 %.

Та же самая архитектура нейронной сети применена для прогнозирования электрической нагрузки в выходные дни. Выборка исходной информации характерна для выходных дней. По результатам тестирования на дополнительной выборке данных и сравнения фактических значений и значений на выходе нейронной сети, рассчитаны ошибки прогнозирования, рис. 2. Средняя ошибка прогнозирования электрической нагрузки этой нейронной сетью составляет 2,1 %.

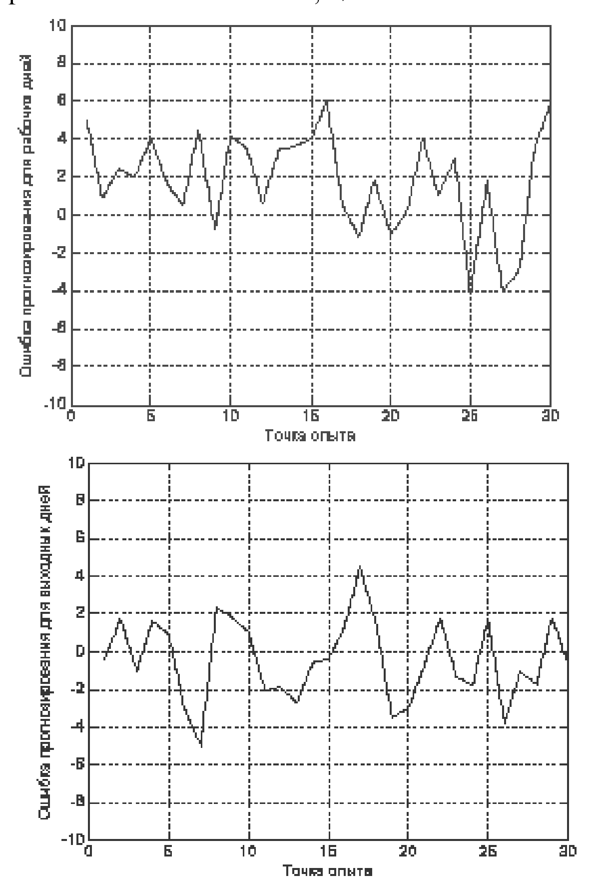


Рис. 2. *Ошибка прогнозирования нейронной сетью для рабочих (вверху) и выходных (внизу) дней*

Нечеткая нейронная сеть является одной из видов систем искусственного интеллекта, которая объединяет в себе основные свойства присущие нейронным сетям и системам с нечеткой логикой. Практическая реализация нечетких нейронных сетей для решения задачи суточного прогнозирования электрической нагрузки выполняется в пакете Fuzzy Logic Toolbox (Нечеткая логика) системы MATLAB. В этом пакете нечеткие нейронные сети реализованы в форме так называемой адаптивной системы нейро-нечеткого вывода ANFIS [7]. При разработке нечеткой нейронной сети для прогнозирования нагрузки применялись два наиболее распространенных и чаще всего применяемых на практике алгоритма нечеткого вывода: алгоритм Мамдани и алгоритм Сугено. На основе тестирования сетей, созданных с применением этих алгоритмов была выбрана нечеткая нейронная сеть, в которой реализуется алгоритм Сугено. Это связано с тем, что нечеткая нейронная сеть с алгоритмом Сугено имеет меньшую ошибку обучения и ошибку прогнозирования. Далее для прогнозирования электрической нагрузки, как в рабочие, так и в выходные дни разрабатывались нечеткие нейронные сети с алгоритмом Сугено.

Нечеткая нейронная сеть для суточного прогнозирования электрической нагрузки в рабочие дни создана с применением данных, характерных для рабочих дней. Структура такой сети представлена на рис. 3.

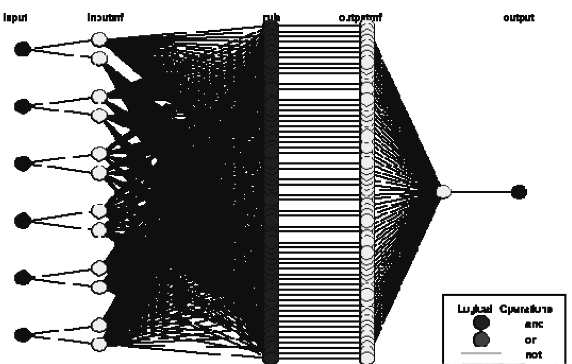


Рис. 3. *Структура сгенерированной нечеткой нейронной сети*

В этой нечеткой нейронной сети для каждой входной переменной выбрано две функции принадлежности. Каждая их этих функций принадлежности является трапециидальной. Для выходного параметра был выбран тип постоянной функции принадлежности. Выбор типа и количества функций принадлежности осуществлялся на основании минимальной ошибки обучения. Нечеткая нейронная сеть далее тестировалась на дополнительной выборке данных. По результатам сравнения фактических значений и значений выхода нечеткой нейронной сети рассчитывались ошибки прогнозирования, которые графически представлены на рис. 4.

Средняя ошибка прогнозирования электрической нагрузки, сгенерированной нечеткой нейронной сети для рабочих дней, составляет 2,5 %.

Нечеткая нейронная сеть для суточного прогнозирования электрической нагрузки в выходные дни создана с учетом исходных данных, характерных для выходных дней. Структура созданной нечеткой нейронной сети аналогична структуре сети, созданной для прогнозирования нагрузки в рабочие дни (рис. 3). В сети для выходных дней также выбрано две функции принадлежности для каждой входной переменной. Каждая их этих функций принадлежности является треугольной. Для выходного параметра был выбран тип постоянной функции принадлежности. Выбор типа и количества функций принадлежности также осуществлялся на основании минимальной ошибки обучения. Нечеткая нейронная сеть далее тестировалась на дополнительной выборке данных и результаты сравнения фактических значений и значений выхода

нечеткой нейронной сети представлены на рис. 4. Средняя ошибка прогнозирования электрической нагрузки созданной нечеткой нейронной сети для выходных дней составляет 1,5 %.

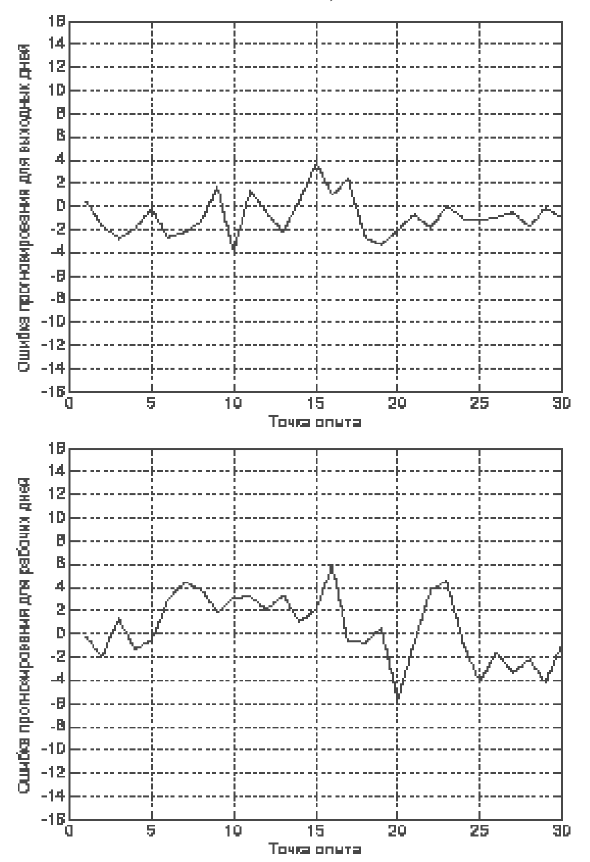


Рис. 4. *Ошибка прогнозирования нечеткой нейронной сетью для рабочих (вверху) и выходных (внизу) дней*

На основе приведенных выше ошибок прогнозирования по каждому из методов, можно сказать, что точности прогнозирования у каждого метода существенно различаются. Ниже графически представлено сравнение ошибок прогнозирования электрической нагрузки каждого метода для рабочих дней и выходных дней. Из рис. 5, отражающего сопоставление ошибок прогнозирования каждого метода для рабочих дней, видно, что регрессионная модель имеет большое число выбросов и соответственно большую ошибку прогнозирования. Нечеткая нейронная сеть в этом случае дает наименьшую ошибку. Аналогичным образом из рис. 5 можно сделать вывод, что регрессионная модель обладает большей ошибкой, а нечеткая нейронная сеть также позволяет выполнить прогнозирование с большей точностью, т. е. дает минимальную ошибку. В таблице представлены средние ошибки прогнозирования каждого метода для рабочих и выходных дней.

Из таблицы видно, что нечеткие нейронные сети позволяют провести прогнозирование электрической нагрузки с более высокой точностью, причем как для рабочих дней, так и для выходных дней. Такая точность прогнозирования достигается благодаря тому, что в нечетких нейронных сетях объединены основные свойства нейронных сетей и систем нечеткого вывода. Таким образом, можно сказать, что проверка построенной модели нечеткой нейронной сети показывает достаточно высокую степень ее адекватности реальным исходным данным, что позволяет сделать вывод о возможности ее практического использования для прогнозирования электрической нагрузки.

Таблица. *Средние ошибки прогнозирования, %*

Средняя ошибка прогнозирования эл. нагрузки	Регрессионная модель	Нейронная сеть	Нечеткая нейронная сеть
Для рабочих дней	3,5	2,9	2,5
Для выходных дней	3,0	2,1	1,5

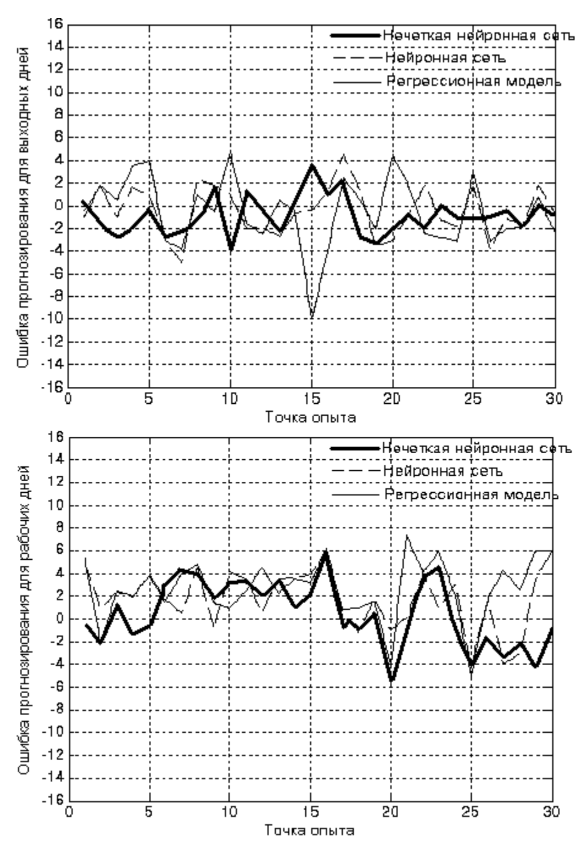


Рис. 5. *Сравнение моделей прогнозирования для рабочих (вверху) и выходных (внизу) дней*

Заключение

Современные требования практики к точности прогнозных расчетов приводят к тому, что ранее разработанные методы не всегда обеспечивают требуемую точность результатов. Поэтому в настоящее время предлагаются, разрабатываются, внедряются новые подходы к прогнозированию электрической нагрузки. К таким новым методам относятся нейронные сети и нечеткие нейронные сети.

В настоящей работе выполнено сравнение следующих методов: регрессионный анализ, нейронные сети, нечеткие нейронные сети. Сравнение

данных подходов основывалось на решении задачи суточного прогнозирования величины электрической нагрузки (отдельно для рабочих и выходных дней). В итоге выявлено, что метод, основанный на нечеткой нейронной сети, является наилучшим с точки зрения точности прогнозирования. Средняя ошибка прогнозирования этого метода для рабочих дней составила 2,5 %, а для выходных дней – 1,5 %. Наибольшей ошибкой прогнозирования среди сравниваемых методов обладает регрессионный анализ, – 3,5 % для рабочих дней и 3,0 % для выходных дней. Для нейронной сети средняя ошибка прогнозирования составила 2,9 % – рабочие дни и 2,1 % – выходные дни.

Таким образом, полученные результаты говорят о применимости методов искусственного интеллекта (нечеткие нейронные сети) для прогнозирования электрической нагрузки. Поэтому дальнейшие исследования нечетких нейронных сетей являются необходимыми и могут быть связаны с более точной и тонкой настройкой структуры сети, изменением числа входных переменных.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Автоматизация диспетчерского управления в электроэнергетике / Под общей ред. Ю.Н. Руденко и В.А. Семенова. – М.: Изд-во МЭИ, 2000. – 648 с.
2. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
4. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Изд-во физ.-мат. лит-ры, 2001. – 224 с.
5. Круглов В.В., Борисов В.В. Гибридные нейронные сети. – Смоленск: Русич, 2001. – 224 с.
6. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общ. ред. к.т.н. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
7. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzy TECH. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.

УДК 681.3.06